

Щербатский В.Б., Кормышев В.М., Турлова О.В.

Shcherbatsky V.B., Kormyshev V.M., Turlova O.V.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ЭЛЕКТРОННОМ ОБУЧЕНИИ СПЕЦИАЛИСТОВ

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN E-LEARNING SPECIALISTS

vbch45@mail.ru

ФГАОУ ВПО «УрФУ имени первого Президента России Б.Н.Ельцина»

г. Екатеринбург



Разработан нейронный робот «Партнер преподавателя (студента)» для электронного обучения и оценки компетентности специалистов. Нейронный робот успешно применен для получения новых знаний студентами физико-технологического института, института материаловедения и металлургии, Высшей школы экономики и менеджмента УрФУ.

Was developed a Partner Teachers or Students neuronal robot for e-learning and assessment of experts competence. A neuronal robot successfully was used to generate new knowledge by students of Institute of Physics and Technology, Institute of Material Sciences and Metallurgy, Higher School of Economics and Management UrFU.

Электронное обучение существенно меняет роль преподавателя в процессе обучения: прямой контакт заменяется виртуальным, резко возрастает объем используемой для обучения информации и количество обучаемых. В этой связи для управления процессом обучения находят применение компьютерные программы-агенты. Интеллектуальную надстройку таких программ представляют системы искусственного интеллекта, например, нейронные роботы. Это позволяет существенно повысить качество обучения, по сравнению с традиционными методами. Возможности нейронного робота очень широки. Здесь рассмотрены два ключевых примера его использования в УрФУ для получения студентами новых знаний в процессе выполнения УИРС, дипломных выпускных работ магистров и бакалавров, а также контроля уровня подготовки специалистов.

Получение студентами новых знаний с помощью нейроробота

Внутренняя структура нейроробота представляется для пользователя в виде «черного ящика». Однако в процессе обучения имеется возможность «заглянуть внутрь этого ящика», например, чтобы выяснить наличие и вид новых взаимосвязей между входными параметрами и элементами обученной нейросети. Для этого студенты пользуются известными методами факторного и регрессионного анализа.

Подавая на вход нейросети последовательно комбинации входных сигналов, производят расчеты выходного сигнала Y . Результаты представляют в виде гистограммы весов внутренних связей нейроробота (рис. 1).

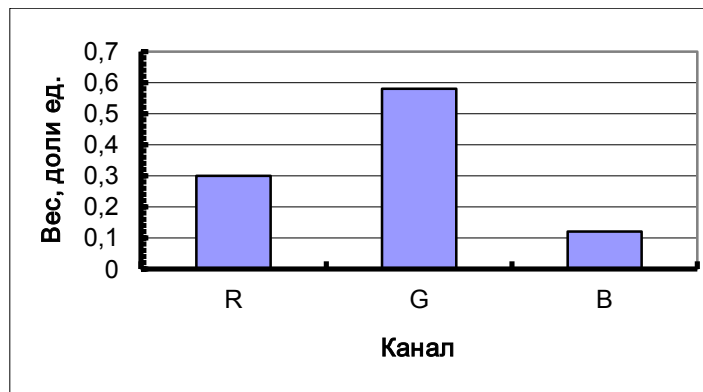


Рис. 1. Пример гистограммы весов составного нейрона для изучения процесса цветного технического зрения нейроробота

В этом примере полученная гистограмма весов составного нейрона робота позволила дать сравнительную оценку чувствительности к основным цветам человеческого глаза, адаптированного, как известно, к оптическим характеристикам земной атмосферы.

В другом примере нейроробот был применен бакалаврами и магистрами института материаловедения и металлургии при выполнении УИРС доменного процесса, в котором определялось влияние содержания кислорода в комбинированном дутье на производительность доменной печи в конкретной технологической ситуации. Так, ими было установлено, что если доменная печь работает на различных участках указанной зависимости, то при обычных методах управления доменной плавкой часто не реализуется переход на участок характеристики с оптимальными технико-экономическими показателями. Применение нейроробота позволило студентам учесть данные особенности и, тем самым, дать практические рекомендации для повышения эффективности управления.

Впервые нейронный робот был разработан и применен в комплексном исследовании студентки-дипломницы Кирилловой М.В. (кафедра ХТКиО) на тему «Разработка программного комплекса для технологических расчетов и проектирования керамического завода по производству облицовочной плитки $Q = 1$ млн. кв. м в год».

Студентка-дипломница Якушина Е.В., той же кафедры, в своей работе на тему: «Определение физико-химических свойств сверхпроводящих материалов на основе компьютерной гибридной модели» с помощью нейроробота впервые установила механизм сверхпроводимости при комнатной температуре. Ее результаты имеют фундаментальное значение в физике, так как в соответствии с рекомендациями студентки, был получен сверхпроводник с критической температурой $T_c = 620$ К. Такой сверхпроводник мечтал создать Нобелевский лауреат, академик В.Л. Гинзбург.

Применение нейроробота для определения качества подготовки специалистов

Физическая постановка задачи по определению степени компетентности специалиста заключалась в представлении его в виде своеобразной измерительной системы (рис. 2).

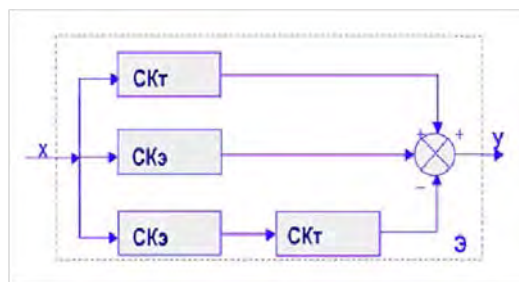


Рис. 2. Функциональная схема для расчета степени компетентности специалиста

Система состояла из функциональных звеньев с передаточными коэффициентами $СК_T$ и $СК_3$, отражающими основные факторы, влияющие на степень компетентности специалиста и, в конечном итоге, определяющими погрешность его экспертных знаний и заключений (ЭЗЗ).

Исходная информация, представленная в виде вектора X и поступала на вход системы и содержала две составляющие. Первая составляющая содержит ряд предварительных сведений. Эти сведения являются неизменными и включают основные характеристики изучаемого предмета, согласно Государственному образовательному стандарту.

Качество знаний, полученных и усвоенных специалистом на основе внешней исходной информации оценивали коэффициентом $СК_T$, характеризующим его степень компетентности в этом вопросе.

Вторая составляющая вектора X представляла совокупность изменения параметров которые создавали у специалиста текущий образ предмета изучения. Степень соответствия мысленного образа студента реальному положению на практике оценивали с помощью коэффициента $СК_3$, характеризующего корреляционные способности специалиста, как идентификатора учебной ситуации. Таким образом, коэффициент $СК_3$ характеризовал практический опыт или приобретенные навыки специалистом.

Процесс сопоставления исходной и текущей информации и процедура принятия решения центральной нервной системой человека хорошо изучены и формализованы в виде правил работы экспертных систем. На основе этих правил находили общую степень компетентности специалиста $СК$, проявляемую им при формировании ЭЗЗ в виде выходного вектора Y , с учетом изображенных на рис.1 функциональных связей между составляющими $СК_T$ и $СК_3$:

$$СК = (СК_T + СК_3) - СК_3 \cdot СК_T,$$

где $СК_3$, $СК_T$ – степени компетентности, найденные на основе корреляционного анализа практических данных и теоретического теста соответственно.

Степень компетентности специалиста, обусловленная его теоретической подготовкой, не может изменяться во времени скачкообразно или резким образом, так как процесс накопления знаний требует длительного времени. Поэтому коэффициент корреляции r между $СК_T$ и $СК_3$ практически

равен нулю. Численные значения $СК_i$ нормируют для диапазона 0...1, а их зависимости представляют в виде записи нечетких функций ФК следующим образом:

$$ФК = \langle ЛП_i, \Delta СК_i, ПБ, ЭО \rangle,$$

где $ЛП_i$ – множество лингвистических переменных;

$\Delta СК_i$ – диапазон изменения степени компетентности;

ПБ – алгоритм перебора лингвистических переменных;

ЭО – алгоритм экспертного опроса.

Для определения общепринятых объективных метрологических характеристик, таких как коэффициент корреляции (r), относительная погрешность (γ) применительно к компьютерной системе, использовали систему уравнений, связывающие эти характеристики с коэффициентами компетентности $СК_i$:

$$\begin{aligned}\sigma_{СК} &= \sqrt{2 \cdot (\sigma_{СКТ}^2 + \sigma_{СКЭ}^2)}; \\ r_{\gamma} &= \sqrt{1/(1 + \sigma_{СК})}; \\ \gamma_{\gamma} &= \sqrt{(1 - r_{\gamma}^2)/4}; \\ N &= 1/2 \cdot \gamma_{\gamma}.\end{aligned}$$

Здесь $\sigma_{СК}$, $\sigma_{СКТ}$, $\sigma_{СКЭ}$ – СКО экспертных оценок и ЭЗЗ при нахождении коэффициентов $СК$, $СК_T$, $СК_{\gamma}$ соответственно;

r_{γ} – коэффициент корреляции, характеризующий корреляционные способности специалиста;

γ_{γ} – относительная погрешность ЭЗЗ;

N – число градаций рассматриваемой ситуации, различаемых специалистом

Используя полученные практический опыт и профессиональные знания, специалист устанавливал по результатам обработки на компьютере входной информации возможное число градаций, которое он в состоянии различить в каждой конкретной учебной ситуации согласно своей степени компетентности. Для системы (рис. 2), на основе законов информационной теории измерений, взаимосвязь между числом различных градаций и количеством информации выражалась в виде уравнения:

$$N = 2^I,$$

где I – количество достоверной информации, бит.

Разработанная компьютерная система была применена для оценки знаний и умений студентов УрФУ в процессе практических занятий на модели обжиговой линии по производству облицовочной плитки. Алгоритм определения степени компетентности с помощью разработанной компьютерной системы принимался следующим. Задавались основные уровни качества результатов расчета и компьютерного моделирования, необходимые для решения конкретной технологической задачи. Далее находят значения погрешностей, которым должны удовлетворять эти расчеты. Для практического использования разработанного метода

определения степени компетентности и контроля достоверности рекомендуется применять табл. 1.

По сравнению с балльно-рейтинговой системой (БРС) разработанный нейроробот для оценки степени компетентности специалистов предъявляет более высокие требования к уровню их обучения, так как полностью свободен от каких-либо субъективных или несанкционированных воздействий со стороны.

Таблица 1

Таблица погрешностей распознавания уровня подготовки с помощью компьютерной системы для оценки степени компетентности специалистов

Относительная погрешность γ , %	I Бит	Число градаций N	Уровень компетентности обучаемого	Л П компетентности обучаемого	Уровень результатов обучения
> 35 %	0	1	> 0,707	Недостаточно	Требуется адаптация или обучение
35 %	1	2	0,707–0,89	Достаточно	Идентификация
25 %	1,6	3	0,891–0,953	Удовлетворительно	Управление, прогноз, стабилизация
16 %	2	4	0,953–0,974	Хорошее	Оптимизация
12 %	2,6	6	0,988–0,99	Очень хорошее	Оптимизация с риском
< 8 %	3	8	0,99–1,00	Отличное	Оптимизация с риском